

心理健康评估与干预的智能化应用

任 萍 汪 悦 刘冬予 李 添 骆 方

【摘 要】我国的心理健康工作在政府的引导下蓬勃发展。对民众心理健康状况进行科学、准确的评估以及提供及时、有效的心理健康干预和治疗服务的需求非常急迫。然而,传统的心理健康评估和干预方法在准确性、及时性和有效性等方面都存在局限。近年来,人工智能和大数据技术飞速发展,推动着心理健康服务走向智能化的应用,能够从更加生态化、更加便利化的角度评估和干预心理健康状况,有效弥补传统方法的不足。本文针对心理健康的初筛和诊断两个评估过程以及干预和治疗过程,论述传统手段存在的问题以及智能化应用能够提供什么样的解决方案,并就其落地应用中的问题和未来发展趋势进行述评。

【关 键 词】人工智能;大数据;心理健康评估;心理健康干预

【作者简介】任萍,汪悦,刘冬予,北京师范大学心理学部;李添,北京师范大学中国基础教育质量监测协同创新中心;骆方(通讯作者),教育学博士,北京师范大学心理学部教授,E-mail:luof@bnu.edu.cn(北京100875)。

【原文出处】《北京师范大学学报》:社会科学版,2022.4.150~160

【基金项目】国家自然科学基金联合基金重点支持项目“基于‘天河二号’超级计算机的教育系统化监控评估、智能决策仿真与应用研究”(U1911201);教育部基础教育质量监测中心自主课题“心理健康测评工具的临床标准制定及发生率对比研究”(2021-01-111-BZK01)。

心理健康是健康的重要组成部分,同时也是个体全面发展的基础,提高民众的心理健康水平已成为当前党和政府高度关注的重点工作之一。科学、高效的心理健康评估和干预是有效开展心理服务的前提。然而,传统的心理健康评估和干预在大规模应用时在真实性、有效性和便捷性等方面都受到了极大的挑战。近年来,随着人工智能和大数据技术的飞速发展,研究者们能够更容易地获取到更加丰富的多模态数据(如语音数据、文本数据、生理数据等),也开始尝试并采用人工智能领域的机器学习、深度学习等方法来表征和建模这些高维的、非结构化的、自然产生的数据与其心理状态之间的关系,实现对心理健康状况的智能化评估,以及对心理健康干预手段的升级换代。本文将针对心理健康的初筛、诊断和干预过程,分别论述当前智能化

应用的研究现状及存在的问题。

一、心理健康初筛的智能化应用

心理健康评估的初筛工作主要是在学校和企业事业单位中开展,由心理学专业人员对在校学生或者在职员工的心理健康状态进行初级评估和筛查。传统的心理健康筛查主要采用评定量表,量表的施测和数据收集较为便捷,但需要被试具有一定的阅读理解能力和对自身情况的综合判断能力,对量表题目以及自身的理解偏差会对作答结果的有效性产生较大影响。此外,由于社会称许效应,被试对量表题目也可能作虚假回答。基于无侵扰采集的个体日常行为数据,可以应用不同类型的人工智能和大数据技术来建模心理健康水平,从而突破了原有方法的局限,极大提升了心理健康筛查的便捷性和真实性。但由于这方面的研究多采用数据驱动

的方法取向,往往缺乏对心理健康问题的深入理解和分析,侧重于对非结构化的、自然产生的大数据进行计算机建模,仅能对群体进行粗略划分。因此,目前尚无法对个体的心理问题进行精确的分型和分级评估。

(一) 基于自然语言处理技术的智能化应用

自然语言处理(NLP)是计算机科学领域和人工智能领域中的一个分支,其目标是使计算机能够像人类一样理解语言。在应用技术层面,它是虚拟助手、语音识别、情感分析、自动文本摘要、机器翻译等的驱动力。日常生活中,人们已经习惯于在社交媒体上发布内容、与他人互动等,每天都能生成海量的自然语言文本数据。理论上,每个人所使用的语言反映了个体独特的心理状态或特质倾向^①。社交媒体上的文本尤其具有主题内容开放和时间跨度较长的特性,承载了个体的思想和情绪情感,从而有很大可能揭示其心理健康状况。因而,一些研究者基于社交媒体的数据,使用自然语言处理来建模个体的心理健康状况。

基于 Facebook、Twitter、疾病论坛等平台,国外研究者主要收集用户在特定时间段内发布的内容以及网络行为表现,采用机器学习和自然语言处理技术进行建模来预测个体的心理健康问题^{②①}。例如,Ophir 等人通过构建基于人工神经网络(ANN)的单任务(STM)和多任务(MTM)模型,从 Facebook 用户的日常语言(样本包括了 1002 名 Facebook 用户在一年内产生的 83392 条文本)中获得了预测自杀风险的关键模式。其结果表明,对自杀风险的预测依靠的并不是文本中明确的自杀主题短语(如“死亡”、“自杀”),而是一系列相关的文本特征:包括脏话、表达内心痛苦和身体不适的词句^③。

依托微博、知乎、在线学习平台等数据,国内学者也积极开展了诸如检测用户抑郁以及自杀倾向的研究^④。Liu 等人从新浪微博的文本中筛选出家庭暴力的受害者,使用在线识别系统(OER)对其心理健康状态进行识别,结果表明家庭暴力对受害者接下来 4 周内的心理健康状况有显著影响,表现为

抑郁程度增加、自杀风险增加和生活满意度降低^⑤。

(二) 基于音频分析和视频分析技术的智能化应用

音频和视频分析技术是人工智能研究的两个重要分支,音频分析是以数字音频信号为分析对象,以数字信号处理为分析手段,提取信号在时域、频域内一系列特性的过程;视频分析是在图像及图像描述之间建立映射关系,从而使计算机能够通过数字图像处理和分析来理解视频画面中的内容。前人研究表明,音频特征与心理障碍之间具有一定的相关性^⑥,例如抑郁症患者说话缓慢、单调、不连贯,与正常人群的说话模式存在明显差异,因此从音频中提取特征来预测心理健康问题也是值得尝试的途径之一。通过收集临床情景下单相抑郁患者、双相情感障碍患者以及健康的被试的语音数据,结合实验室情境下的语音数据库进行的数据适配和模型构建准确率已达到 73.33%^⑦。使用生成对抗网络的技术对抑郁症患者的临床访谈数据进行增强学习,也可以提升对抑郁症识别的准确性,所构建的模型性能与其他模型相比具有最佳的性能^⑧。

记录了个体的面部表情和身体动作的视频也有丰富的信息可以挖掘,通过面部动作编码系统来识别面部肌肉的震颤和变化,捕捉个体的微表情,同样也可以构建识别心理健康问题的恰当模型。已有研究基于动态面部表情数据识别抑郁症患者^⑨。此外,从视频中提取步态信息可用于识别个体的心理状态,对个体情绪的预测精度达到 80% 以上,对焦虑和抑郁的预测结果与效标的相关分别达到 0.74 和 0.64^⑩。结合面部数据和语音数据还被证明可以用来识别创伤后应激障碍患者,准确率达 90%^⑪。

(三) 基于多模态数据建模技术的智能化应用

近年来,大量的智能电子设备已经融入民众的日常生活,记录了个体海量的日常行为数据,包括应用软件的使用、沟通(打电话、发短信等)、听音乐、位置移动(基于 GPS)、连接(蓝牙、WIFI 等)、键

盘、相机、屏幕使用等多模态数据。尽管当前的多模态数据建模方法还比较单一,但仍能提供比单一数据来源更为丰富的心理健康评估结果。

通过提取大学生智能手机数据中的空间移动特征,Ai 等人搭建了人格特质不同维度与日常空间行为的关系模式(外向性与到访地数量、总旅行距离等指标呈正相关;宜人性与运动范围呈正相关;尽责性与到访地的数量呈负相关)^⑫。基于被试智能手机中两周的运动数据和社交数据,Jacobson 等人采用机器学习算法构建模型来预测被试的社交焦虑,其预测值与观察值之间的相关达到了 0.70^⑬。

智能手环能够采集心率、血氧和心电等生命特征信号,具备运动记步、睡眠质量监测、心率监测等功能。智能手表作为智能手环的升级版,数据处理能力更强大,通过内置通信模块还能够同步与之配对的手机中的电话、短信、音乐等信息。利用智能手表采集被试在不同情绪状态下的运动数据,提取特征并构建模型,进而对个体情绪状态^⑭、压力^⑮进行自动识别。基于此,就可以方便地对诸如抑郁^⑯及注意力缺陷多动症^⑰等特定心理健康问题进行监测。Jin 等人使用智能手环收集高中生被试 4 周内的生理指标,包括血容量脉搏、心率(HR)、心率变异性(HRV)和皮肤电活动(EDA)等数据,构建分类模型预测被试的压力水平,模型整体平均 AUC 值为 0.86,表明收集到的生理指标对压力起到了一定的预测能力^⑱。Bai 等人通过医院门诊招募了 334 名临床诊断为重度抑郁障碍的患者,借助智能手环和智能手机收集了他们 12 周的睡眠、步数、心率、通话记录和 App 使用情况等数据,运用机器学习建模来预测患者的情绪状况和稳定性,结果表明对情绪稳定性的分类结果的平均准确率最高可达 76.67%^⑲。

二、心理健康诊断的智能化应用

与精度要求不高的心理健康初筛工作不同,心理健康诊断工作对结果准确性的要求更高,往往还需要对心理疾病进行分型和分级评估。根据我国的精神卫生法,只有在医院内任职的精神科医生具备诊断权和处方权,其主要工作内容是针对精神障

碍进行诊断及治疗(包括药物治疗与心理治疗)。医疗机构的精神科医生和心理治疗师通常采用精神障碍评估工具来评估特定的精神障碍,如半定式诊断检查工具学龄儿童(6-18 岁)情感障碍和精神分裂症问卷-终生版(K-SADS-PL),用于评定儿童和青少年当前和既往精神病理性发作;定式访谈工具简明儿童青少年国际神经精神访谈问卷(MINI-5),以及雷氏青少年抑郁量表第二版(Reynolds Adolescent Depression Scale-Second Edition,RADS-2)、儿童抑郁问卷(Children Depression Inventory-2,CDI-2)等,同时还会结合面对面问诊以及生理检查结果提供综合性的评估和诊断。虽然这种诊断具有较高的精细化和准确性,但是通常所花费的时间相对漫长。采用精心设计的游戏式心理健康测验,或者在实验室内进行心理健康相关的脑科学和生物标志物等方法收集数据,借助人工智能技术进行数据分析和建模,则有助于为诊断提供多方面的辅助和参考,提高诊断的效率和效果。

(一)游戏式的心理健康测验开发

近两年一些用于积极心理预测和心理健康风险筛查的游戏式测验已被陆续开发出来。由于测验的游戏形式提供了仿真性、沉浸式的交互场景,很大程度上降低了测验焦虑,个体的行为表现真实自然。与纯粹的电子游戏相比,游戏式测验往往有严格的测验设计流程,能够降低测验误差,有着较为可靠的信效度。例如 de-Juan-Ripoll 等人采用虚拟现实技术设计的风险环境决策评估工具(assessment on decision making in risk environments,AE-MIN),可以通过测量个体在交互式虚拟环境中的行为反应和生理反应,来预测与风险决策相关的人格特质水平(对于神经质、外向性和开放性等人格维度,预测准确率已达到 70.8%-75.4%)^⑳。基于社交焦虑的相关理论,Dechant 等人通过设置相关游戏任务和场景尝试测量个体的社交焦虑水平。该团队首先提取了个体在游戏环境中与虚拟人物交互的各种行为指标,来反映其在人际互动中存在的认知偏差,从而预测个体现实中的社交焦虑;其次,

该研究的实验数据还表明,玩家视角的类型(第一人称视角与第三人称视角)和玩家在游戏角色(定制角色与预设角色)这两个重要的游戏要素会改变个体在游戏中的社交焦虑的表现,说明了游戏要素的设置对测量结果有效性产生的一定影响^②。考虑到自闭症青少年与正常发育的同龄人在视觉和触觉感觉处理上存在的差异,Koirala 等人设计了一个绘画游戏,运用眼动仪和触觉设备测量个体在游戏中的注视情况和操控绘画球的位置,来评估其视觉处理过程和触觉处理过程,可以在统计学意义上发现不同类型参与者具有的感觉差异^②。Lev 等人采用连续操作测验(CPT)任务,并采集眼动数据,划分实验材料的兴趣区(AOI)提取相关指标,机器学习预测模型最终能正确分类 75.76% 的 ADHD 患者和 81.82% 的健康被试^②。

(二) 实验室内生物及神经标志物识别研究

生物及神经标志物是具有特异性和敏感性的生化指标,如神经影像、心率变异性 and 皮肤电导等,对其进行客观测定和评价,可以辅助对个体的心理健康水平和心理障碍状况进行评估和诊断。近年来,随着心理障碍的神经生物学机制研究的累积,寻找心理障碍的神经影像的生物标志物被认为是改善心理健康的重要途径^③,人工智能领域的机器学习方法有助于分析高维神经影像数据,从复杂的脑数据中识别提取神经标志物,为许多精神疾病的神经病理学提供了重要启示,包括成瘾^⑤、精神分裂症^⑥、社交焦虑^⑦、注意力缺陷多动障碍^⑧等。其中,脑神经信息获取技术中功能性磁共振成像(fMRI)和功能性近红外光谱技术(fNIRS)在心理健康评估领域的应用最为广泛。基于大规模样本的 fMRI 数据,Drysdale 等人通过聚类分析成功识别出抑郁症患者的四种神经生理学亚型,该模型具有较高的敏感性和特异性(82% - 93%)^⑨。基于 1035 名被试的 fMRI 数据实现对自闭症患者的识别,模型准确度也达到了 82%^⑩。Al-Sharbieh 等人测量前额叶皮层上 EEG 和 fNIRS 进行融合分析,共同评估个体的心理压力状态,预测准确度高于单独使用 EEG 或

fNIRS 的结果^⑪。结合脑电数据与眼动数据也被证明可以用来识别焦虑症患者^⑫。

心率变异性(heart rate variability, HRV)衡量窦性心律的波动变化程度,受到交感神经和副交感神经系统的双重调节,可有效地反映个体在不同压力下的心血管变化^⑬,也被认为是检测个体压力和焦虑的重要生物学标志^⑭。结合 Stroop 任务和心率变异性测量,Huang 等人发现高频信号(HF)和 R - R 间期的标准差(SDNN)等关键 HRV 指标有助于区分躯体症状障碍患者和健康成人^⑮。

皮肤电导是监测压力的生物标志物^⑯,皮肤电导(SC)和皮肤温度(ST)在检测心理健康状况和压力方面具有较高的准确性,对心理健康问题和抑郁症的预测准确率分别达到了 87% 和 78.3%^⑰。皮肤电反应(galvanic skin response, GSR)监测压力水平的模型预测准确率为 85.3%^⑱。此外,Smith 等人还探讨了个体的呼吸频率和变异性与焦虑和压力水平的关系^⑲。

三、心理治疗和干预的智能化应用

除了心理健康的筛查和诊断,治疗和干预也是心理健康服务的重要组成部分。目前针对精神疾病患者的干预手段主要包括药物治疗和临床心理治疗。然而,这些治疗方式对于一些患者无法产生足够的治疗效果或会引起让患者难以忍受的副作用^⑩。因此,心理治疗和干预智能化进程也开始针对这些问题进行改进。

(一) 基于可穿戴设备的干预手段

早期的智能化应用主要功能是预测心理健康问题,而随着预测精度的逐步提高以及移动设备和可穿戴设备的逐渐普及,研究者开始尝试将模型转化为完整的诊断和干预系统,嵌入移动端以及可穿戴设备中,与个体的日常生活深度融合,实现即时的个性化干预。例如,Torrado 等人应用智能手表,通过实时监测用户心率实现动态干预,针对自闭症谱系障碍患者制定自适应的、个性化的情感调节策略,发现长期高频的干预有助于防止问题行为的演化^⑪。此外,Millings 等人将可穿戴设备用于干预学

生的压力水平,根据传感器和生物反馈训练的详细报告,发现干预后学生的压力降低,抑郁症状减少^⑫。因此,通过多维度的心率、体温、皮肤生物电等实时动态数据驱动,应用人工智能技术对数据智能分析和动态观测,有利于实现对心理健康的实时监测-诊断-预警-干预的自动化和一体化。

(二) 基于自然语言处理的心理治疗效果监测

人工智能的介入也能让传统的心理治疗变得更加有效。由于心理治疗过程的复杂程度高,在临床上一直缺乏有效的治疗质量监测手段^⑬。而人工智能自然语言处理技术(NLP)改变了这一现状。由于心理治疗是重点基于语言交流的治疗手段^⑭,这给了自然语言处理技术的应用提供了很大的空间。例如,NLP被用来分析来访者在治疗中情感词的使用状况,以此对单次治疗中来访者的情绪过程和治疗效果进行评估^⑮。另一项研究也进一步证实了利用NLP和机器学习来预测与语言内容相对较远的关键心理治疗过程变量的潜力,包括现代心理治疗成功的基础——治疗联盟(therapeutic alliance)的形成^⑯。在这项研究中利用到的人工智能系统Lyssn在分析治疗效果的同时,也使用一种算法来分析治疗师和来访者之间的对话,以揭示他们在改善治疗过程中花了多少时间在建设性治疗上,而不是普通的闲聊上,并据此分析是否需要将来访者转介给其他治疗师。另一个研究团队也在研究治疗期间的对话。不过他们只关注来访者而不是治疗师。该团队识别了来访者发出的“主动改变的谈话(change-talk active)”,以及“探索改变的谈话(change-talk exploration)”的语言内容,以体现来访者在治疗过程中反思和做出改变的方式。研究小组注意到,在治疗过程中没有听到这样的陈述将是治疗不起作用的警告信号。使用文本分析技术还可以研究优秀的治疗师所使用的语言特点,分析这些治疗师是如何引导他们的来访者的,从而有利于培训其他治疗师^⑰。

(三) 人工智能与神经调控

在治疗检测之外,认知神经科学研究领域的智

能化发展也为心理干预提供了可行的路径。其中,多体素模式分析(multivoxel pattern analysis, MVPA)被认为是一项很有前途的技术,它将机器学习引入心理学,目前被用来研究包含在分布式神经活动模式中的信息,以推断大脑区域和网络的功能作用^⑱。而在应用方面,基于MVPA,可以针对识别出的大脑活动模式进行解码神经反馈(DecNef)^⑲,从而引领精神疾病的临床干预。

基于大脑活动模式解码来确定难治性精神症状的神经生物学定位基质,针对性地进行神经调控的技术在心理健康干预中也有了一定发展。神经调控的目的是通过改变大脑某些区域的工作方式来帮助改善精神疾病的症状,分为侵入式和非侵入式调控技术^⑳。非侵入式神经调控技术在临床上更为广泛应用,其中的一个例子是电休克疗法(electroconvulsive therapy, ECT)。这种治疗方法使用电流在全身麻醉下诱发强直阵挛发作^㉑,目前仍然是治疗抑郁症最快速有效的方法之一,其治疗的反应率高达70%至80%^㉒。对于双向情感障碍和有严重自杀意念或精神疾病的患者ECT也同样有效^㉓。然而,ECT也会对认知功能造成短暂影响^㉔。在ECT之外,经颅磁刺激(transcranial magnetic stimulation, TMS)也是一种常用的治疗单相和双相抑郁症的手段。TMS使用一个磁圈在前额叶皮层(PFC)中感应电流影响脑功能。TMS对抑郁症的治疗效果虽不如ECT^㉕,但不易对认知造成影响^㉖。其治疗效果也是显著且持久的,治疗反应率达到30%到60%^㉗,治疗一年后的持续反应率也能达到60%^㉘。

在非侵入性的神经调控之外,研究人员也对侵入性的神经调控手段开展了一系列研究。其中一个例子是迷走神经刺激(vagus nerve stimulation, VNS)。VNS是一种可反复刺激左侧颈迷走神经的植入装置,是美国FDA于2005年批准用于重度单相和双相抑郁症的辅助治疗手段^㉙。VNS利用迷走神经的传入投射到脑干核。此外,它可能会通过这些投影在大脑中增加去甲肾上腺素和多巴胺信号,

进而增强单胺能药物的效果^④。一项对 795 名患者进行的 5 年开放标签研究发现,与常规治疗相比,VNS 对治疗效率有显著提高(67.6% vs 40.9%)^⑤。这项 5 年的研究同时显示,VNS 即使对难治性抑郁症也有长期益处。与常规治疗相比,VNS 对抑郁的缓解率显著更高(59.6% vs 34.1%)。在 VNS 之外,脑深部电刺激(deep brain stimulation,DBS)是一种实验性的治疗单相和双相抑郁症的侵入式神经调控方法,它通过 MRI 辅助将电极直接植入与情绪相关的大脑区域。在追踪研究中,使用 DBS 的患者在初期会报告空虚消失,焦虑减少,连接感增强和欣快感。在早期的开放标签研究中,严重难治性病例的缓解率为 40% 至 66%^⑥。而在随机对照研究中,DBS 的效果尚不清楚^⑦。

随着信息技术的发展,现代的神经调控手段也开始了智能化的进程。Ridder 等人在 2021 年提出,在 5-10 年内,神经调控将涉及自适应网络神经调节与预测人工智能的集成,由大脑和外部传感器自动调节,并通过基于云的应用程序控制。而在 10 年之后,这可能领导一个集成人工智能的大脑的构建^⑧。在神经调控智能化的进程中,斯坦福大学开发的加速智能神经调节疗法(Stanford accelerated intelligent neuromodulation therapy, SAINT)被看作是具有里程碑意义的。SAINT 是一种密集的经颅磁刺激形式。其与以往神经调控技术最大的不同是可以通过智能手段实现个性化定位,50 分钟间隔刺激和高脉冲剂量。通过 SAINT,抑郁症状缓解通常发生在几天内,缓解的时间可以持续几个月^⑨。在一项临床双盲随机对照实验中,使用 SAINT 进行治疗四周的被试抑郁症状评分较基线平均降低了 52.5%,而对照组仅为 11.1%^⑩。在另一项针对抑郁症的随机双盲对照实验中,SAINT 治疗组和对照组的缓解率在无严重不良事件发生的情况下分别为 78.57% 和 13.33%^⑪。其他研究同时显示,SAINT 治疗对强迫症的治疗也同样有效^⑫。从 SAINT 与传统神经调控手段的对比也可以看出,心理健康神经调控干预的智能化也大有裨益。

四、心理健康智能化应用的未来展望

心理健康问题的研究成果最终目标是惠及人类,心理健康智能化应用将逐渐融入人们的生活中,实现更加便利、高效且实时的评估和干预。为此,研究者致力于开发生态化的、可融入应用场景的测评和干预工具,并已经取得一定的成果。下面将针对目前心理健康智能化应用存在的一些问题加以分析,并探讨未来的可能发展方向。

首先,心理健康智能化应用的开发对数据量的要求比较高。例如,基于社交媒体数据的研究往往需要获取被试数月甚至数年的数据,以实现准确的测量,但这会带来较高的研究门槛。对此,学界提出了“最小化数据量”原则,要求研究者不断提升数据分析和建模方法,在实现预期测评和研究目的的条件下,最大限度地减少所依赖的数据量,例如 Khwaja 和 Matic 在基于智能手机数据预测人格的研究中,对数据量与预测准确性进行了讨论,在保证预测准确性的前提下将所需数据量降至一到两个周末^⑬。此外,基于心理学理论的精巧研究设计,即心理学传统的研究手段的充分使用,与人工智能领域研究方法的深入结合,将有助于在收集较小数据量前提下降低测量误差。收集多模态数据,利用多模态数据之间的互补性也能在有限样本量的条件下提升心理测量的精度,即增大数据的多样性,可以降低样本量。人工智能领域的小样本学习技术也同样值得关注,它们基于迁移学习思想,依靠既有的知识、模型及学习能力进行建模。数据量要求的门槛降低,将有力地推动心理健康智能化应用的实证研究发展与实践应用落地。

其次,心理健康智能化应用需要致力于提高生态效度,设计更加自然的交互任务。用于初筛的智能化应用生态效度较高,基于个体日常的在线和行为数据就能够建模实现动态预警,个体在自然状态下就能够被动态预警,可以起到早预防、早关注的功能。而智能化的心理健康辅助诊断和干预系统需要有较高的精度,完全依赖于无侵入式和自然状态下的数据来建模往往不能够达到精度要求,这就

需要将精心设计的评估或者干预任务嵌入到智能化应用中。然而这种任务需要尽量脱离无关因素控制较强的实验室环境,在更有生态效度的环境下进行,使得采集的数据能反映个体的真实状况,并且在采集过程中需依靠心理学范式和临床诊断标准作为支持,让结果具有可解释性。

最后,产生心理健康问题的原因是多样化的,比如个人先天特质、家庭因素、教育经历等。传统心理学研究往往依赖于精确设计的实验范式,即控制所有其他可能的因素来探究特定因素对于研究问题的影响,这就很难全面地揭示背后的多因素机制,也就很难揭示造成心理健康问题的核心要素,无法进行针对性的预防和干预。在人工智能时代,人们在自然情境下的活动数据,包括生理、动作、面部表情等多模态数据能够被大规模、细粒度地采集,这将帮助心理学研究者剖析高维数据背后的复杂规律,揭示可能的统计学规律。换言之,传统心理学研究往往源于自上而下的理论驱动,这首先需要有一个很好的理论假设,再通过数据采集验证假设。而与传统心理学研究方法不同,未来人工智能获取数据后,研究人员可以通过数据驱动,以自下而上的方式找到变量之间的存在关系,从而发现一些以往很少考虑到的心理健康问题的诱因,更有利于开发效果更好的预防和干预的智能化应用。

人工智能领域和心理学领域中的某些概念及研究问题具有共通性,比如,认知心理学研究中通过捕捉个体的注意偏向来评估其抑郁状态,而人工智能领域的研究者也在探索图像认知和心理感受之间的关系。因此,心理健康智能化应用的发展具有天然的衔接性,尽管本文所介绍的研究案例绝大多数还是初步探索,但是它能够从更加生态化的角度评估和干预心理健康状况,有效地弥补了传统方法的不足。此外,在人机交互方面,通过心理学中的人因工程学、认知科学与人工智能的结合,可以在上下文感知、眼动跟踪、手势识别、三维输入、语音识别、表情识别等多个方面实现突破,这有利于

将智能化应用做到极致的用户体验和个性化服务。因而,大力发展心理健康智能化应用是必然趋势,也必将走向更加人性化和普及化,惠及更广泛的人群。

注释:

① G. Liang, M. X. Zhou and H. Yang, " KnowMe and ShareMe: Understanding Automatically Discovered Personality Traits from Social Media and User Sharing Preferences ", Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems, 2014, April, pp 955 - 964; Y. R. Tausczik and J. W. Pennebaker, " The Psychological Meaning of Words: LIWC and Computerized Text Analysis Methods ", Journal of Language and Social Psychology, 2010, 29 (1), pp. 24 - 54.

② J. C. Eichstaedt, R. J. Smith, R. M. Merchant, et al. , " Facebook Language Predicts Depression in Medical Records ", Proceedings of the National Academy of Sciences, 2018, p. 115.

③ Y. Ophir, R. Tikochinski, C. Asterhan, I. Sisso and R. Reichart, " Deep Neural Networks Detect Suicide Risk from Textual Facebook Posts ", Scientific Reports, 2020, 10 (1), 16685.

④ X. Tian, P. Batterham, S. Song, X. Yao and G. Yu, " Characterizing Depression Issues on Sina Weibo ", International Journal of Environmental Research and Public Health, 2018, 15 (4), p. 764.

⑤ M. Liu, J. Xue, N. Zhao, X. Wang, D. Jiao and T. Zhu, " Using Social Media to Explore the Consequences of Domestic Violence on Mental Health ", Journal of Interpersonal Violence, 2021, 36 (3 - 4), NP1965 - 1985NP.

⑥ J. C. Mundt, A. P. Vogel, D. E. Feltner and W. R. Lenderking, " Vocal Acoustic Biomarkers of Depression Severity and Treatment Response ", Biological Psychiatry, 2012, 72 (7), pp. 580 - 587.

⑦ K. Y. Huang, C. H. Wu, M. H. Su and Y. T. Kuo, " Detecting Unipolar and Bipolar Depressive Disorders from Elicited Speech Responses Using Latent Affective Structure Model ", IEEE Transactions on Affective Computing, 2020, p. 1; J. R. Williamson, D. Young, A. A. Nierenberg, J. Niemi, B. S. Helfer and T. F. Quatieri, " Tracking Depression Severity from Audio and Video Based on Speech Articulatory Coordination ", Computer Speech and Language, 2019, 55, pp. 40 - 56.

⑧L. Yang, D. Jiang and H. Sahli, "Feature Augmenting Networks for Improving Depression Severity Estimation from Speech Signals", *IEEE Access*, 2020, 8, pp. 24033 – 24045.

⑨Y. Zhu, Y. Shang, Z. Shao and G. Guo, "Automated Depression Diagnosis Based on Deep Networks to Encode Facial Appearance and Dynamics", *IEEE Transactions on Affective Computing*, 2017, 9(4), pp. 578 – 584.

⑩N. Zhao, Z. Zhang, Y. Wang, J. Wang, B. Li, T. Zhu and Y. Xiang, "See Your Mental State from Your Walk: Recognizing Anxiety and Depression through Kinect – recorded Gait Data", *PLoS ONE*, 2019, 14(5), e0216591.

⑪K. Schultebrucks, V. Yadav, A. Y. Shalev, G. A. Bonanno and I. R. Galatzer – Levy, "Deep Learning – based Classification of Posttraumatic Stress Disorder and Depression Following Trauma Utilizing Visual and Auditory Markers of Arousal and Mood", *Psychological Medicine*, 2020, 52(5), pp. 1 – 11.

⑫P. Ai, Y. Liu and X. Zhao, "Big Five Personality Traits Predict Daily Spatial Behavior: Evidence from Smartphone Data", *Personality and Individual Differences*, 2019, 147, pp. 285 – 291.

⑬N. C. Jacobson, B. Summers and S. Wilhelm, "Digital Biomarkers of Social Anxiety Severity: Digital Phenotyping Using Passive Smartphone Sensors", *Journal of Medical Internet Research*, 2020, 22(5), e16875.

⑭J. C. Quiroz, E. Geangu and M. H. Yong, "Emotion Recognition Using Smart Watch Sensor Data: Mixed – design Study", *JMIR Mental Health*, 2018, 5(3), e10153.

⑮P. Siirtola, "Continuous Stress Detection Using the Sensors of Commercial Smartwatch", *Adjunct Proceedings of the 2019 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing and Proceedings of the 2019 ACM International Symposium on Wearable Computers*, 2019, pp. 1198 – 1201.

⑯N. Mahendran, D. R. Vincent, K. Srinivasan, C. Y. Chang, A. Garg, L. Gao and D. G. Reina, "Sensor – assisted Weighted Average Ensemble Model for Detecting Major Depressive Disorder", *Sensors*, 2019, 19(22), p. 4822.

⑰L. C. Lin, C. S. Ouyang, C. T. Chiang, R. C. Wu and R. C. Yang, "Quantitative Analysis of Movements in Children with Attention – deficit Hyperactivity Disorder Using a Smart Watch at School", *Applied Sciences*, 2020, 10(12), p. 4116.

⑱C. W. Jin, A. Osotsi and Z. Oravec, "Predicting Stress in Teens from Wearable Device Data Using Machine Learning Meth-

ods", *MedRxiv*, December 2, 2020.

⑲R. Bai, L. Xiao, Y. Guo, X. Zhu, N. Li, Y. Wang, Q. Chen, L. Feng, Y. Wang, X. Yu, H. Xie and G. Wang, "Tracking and Monitoring Mood Stability of Patients with Major Depressive Disorder by Machine Learning Models Using Passive Digital Data: Prospective Naturalistic Multicenter Study", *JMIR Mental Health*, 2021, 9(3), e24365.

⑳C. de – Juan – Ripoll, J. Llanes – Jurado, I. A. C. Giglioli, J. Marín – Morales and M. Alcañiz, "An Immersive Virtual Reality Game for Predicting Risk Taking through the Use of Implicit Measures", *Applied Sciences*, 2021, 11(2), p. 825.

㉑M. Dechant, J. Frommel and R. Mandryk, "Assessing Social Anxiety through Digital Biomarkers Embedded in a Gaming Task", *Proceedings of the 2021 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, 2021, pp. 1 – 15.

㉒A. Koirala, Z. Yu, H. Schiltz, A. Van Hecke, B. Armstrong and Z. Zheng, "A Preliminary Exploration of Virtual Reality – based Visual and Touch Sensory Processing Assessment for Adolescents with Autism Spectrum Disorder", *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2021, 29, pp. 619 – 628.

㉓A. Lev, Y. Braw, T. Elbaum, M. Wagner and Y. Rassovsky, "Eye Tracking during a Continuous Performance Test: Utility for Assessing ADHD Patients", *Journal of Attention Disorders*, 2020, 26(2), pp. 245 – 255.

㉔L. Jollans and R. Whelan, "Neuromarkers for Mental Disorders: Harnessing Population Neuroscience", *Frontiers in Psychiatry*, 2018, 9, pp. 242.

㉕M. Luijten, A. F. Schellekens, S. Kühn, M. W. Machielse and G. Sescousse, "Disruption of Reward Processing in Addiction: An Image – based Meta – analysis of Functional Magnetic Resonance Imaging Studies", *JAMA Psychiatry*, 2017, 74(4), pp. 387 – 398.

㉖N. A. Crossley, A. Mechelli, C. Ginestet, M. Rubinov, E. T. Bullmore and P. McGuire, "Altered Hub Functioning and Compensatory Activations in the Connectome: A Meta – analysis of Functional Neuroimaging Studies in Schizophrenia", *Schizophrenia Bulletin*, 2015, 42(2), pp. 127 – 128.

㉗A. B. Bruehl, A. Delsignore, K. Komossa and S. Weidt, "Neuroimaging in Social Anxiety Disorder: A Meta – analytic Review Resulting in a New Neurofunctional Model", *Neuroscience*

and Biobehavioral Reviews, 2014, 47, pp. 260 – 280.

②⑧M. M. Plichta and A. Scheres, "Ventral – striatal Responsiveness during Reward Anticipation in ADHD and Its Relation to Trait Impulsivity in the Healthy Population: A Meta – analytic Review of the fMRI Literature", *Neuroscience and Biobehavioral Reviews*, 2014, 38, pp. 125 – 134.

②⑨A. T. Drysdale, L. Grosenick, J. Downar, K. Dunlop, F. Mansouri, Y. Meng and C. Liston, "Resting – state Connectivity Biomarkers Define Neurophysiological Subtypes of Depression", *Nature Medicine*, 2017, 23(1), pp. 28 – 38.

③⑩T. Eslami, V. Mirjalili, A. Fong, A. R. Laird and F. Saeed, "ASD – DiagNet: A Hybrid Learning Approach for Detection of Autism Spectrum Disorder using fMRI Data", *Frontiers in Neuroinformatics*, 2019, 13, p. 70.

③⑪F. Al – Shargie, M. Kiguchi, N. Badruddin, S. C. Dass, A. F. M. Hani and T. B. Tang, "Mental Stress Assessment Using Simultaneous Measurement of EEG and fNIRS", *Biomedical Optics Express*, 2016, 7(10), pp. 3882 – 3898.

③⑫X. W. Zhang, J. Pan, J. Shen, Z. U. Din, J. L. Li, D. W. Lu and B. Hu, "Fusing of Electroencephalogram and Eye Movement with Group Sparse Canonical Correlation Analysis for Anxiety Detection", *IEEE Transactions on Affective Computing*, 2020, 99, p. 1.

③⑬J. F. Thayer, "Heart Rate Variability", M. D. Gellman and J. R. Turner (eds), *Encyclopedia of Behavioral Medicine*, New York, NY: Springer, 2013.

③⑭M. Adheena, N. Sindhu and S. Jerritta, "Physiological Detection of Anxiety", *Proceedings of the 2018 International Conference on Circuits and Systems in Digital Enterprise Technology (ICCSDET)*, Pathamuttom, India, 2018, pp. 21 – 22; W. Wen, G. Liu, Z. H. Mao, W. Huang, X. Zhang, H. Hu and W. Jia, "Toward Constructing a Real – time Social Anxiety Evaluation System: Exploring Effective Heart Rate Features", *IEEE Transactions on Affective Computing*, 2018, 11(1), pp. 100 – 110.

③⑮W. L. Huang, S. C. Liao and S. S. Gau, "Association between Stroop Tasks and Heart Rate Variability Features in Patients with Somatic Symptom Disorder", *Journal of Psychiatric Research*, 2021, 136, pp. 246 – 255.

③⑯W. Boucsein, *Electrodermal Activity*, New York: Plenum Press, 2012.

③⑰A. Sano, S. Taylor, A. W. McHill, A. J. Phillips, L. K. Bar-

ger, E. Klerman and R. Picard, "Identifying Objective Physiological Markers and Modifiable Behaviors for Self – reported Stress and Mental Health Status Using Wearable Sensors and Mobile Phones: Observational Study", *Journal of Medical Internet Research*, 2018, 20(6), e9410.

③⑱J. Kim, J. Park and J. Park, "Development of a Statistical Model to Classify Driving Stress Levels Using Galvanic Skin Responses", *Human Factors and Ergonomics in Manufacturing and Service Industries*, 2020, 30(5), pp. 321 – 328.

③⑲E. N. Smith, E. Santoro, N. Moraveji, M. Susi and A. J. Crum, "Integrating Wearables in Stress Management Interventions: Promising Evidence from a Randomized Trial", *International Journal of Stress Management*, 2020, 27(2), p. 172.

④⑰R. Klatte, B. Strauss, C. Fückiger and J. Rosendahl, "Adverse Effects of Psychotherapy: Protocol for a Systematic Review and Meta – analysis", *Systematic Reviews*, 2018, 7(1), pp. 1 – 7; T. S. Iversen, N. E. Steen, I. Dieset, S. Hope, R. Mørch, E. S. Gardsjord, K. N. Jørgensen, I. Melle, O. A. Andreassen, E. Molden and E. G. Jönsson, "Side Effect Burden of Antipsychotic Drugs in Real Life – impact of Gender and Polypharmacy", *Progress in Neuro Psychopharmacology and Biological Psychiatry*, 2018, 82, pp. 263 – 271.

④⑱J. C. Torrado, G. Javier and M. Germán, "Emotional Self – regulation of Individuals with Autism Spectrum Disorders: Smartwatches for Monitoring and Interaction", *Sensors*, 2017, 17(6), p. 1359.

④⑲A. Millings, J. Morris, A. Rowe, S. Easton, J. K. Martin, D. Majoe and C. Mohr, "Can the Effectiveness of An Online Stress Management Program Be Augmented by Wearable Sensor Technology?", *Internet Interventions*, 2015, 2(3), pp. 330 – 339.

④⑳H. A. Pincus and M. J. England, "Improving the Quality of Psychosocial Interventions for Mental and Substance Use Disorders: A Report from the IOM", *JAMA*, 2015, 314(12), pp. 1227 – 1228.

④㉑S. P. Lord, E. Sheng, Z. E. Imel, J. Baer and D. C. Atkins, "More than Reflections: Empathy in Motivational Interviewing Includes Language Style Synchrony between Therapist and Client", *Behavior Therapy*, 2015, 46(3), pp. 296 – 303.

④㉒A. Buchheim and E. Mergenthaler, "The Relationship among Attachment Representation, Emotion – abstraction Patterns, and Narrative Style: A Computer – based Text Analysis of the Adult

Attachment Interview", *Psychotherapy Research*, 2000, 10(4), pp. 390 – 407; E. Mergenthaler, "Resonating Minds: A School – independent Theoretical Conception and Its Empirical Application to Psychotherapeutic Processes", *Psychotherapy Research*, 2008, 18(2), pp. 109 – 126.

④⑥ S. B. Goldberg, N. Flemotomos, V. R. Martinez, M. J. Tanana, P. B. Kuo, B. T. Pace, J. L. Villatte, P. G. Georgiou, J. Van Epps, Z. E. Imel and S. S. Narayanan, "Machine Learning and Natural Language Processing in Psychotherapy Research: Alliance as Example Use Case", *Journal of Counseling Psychology*, 2020, 67(4), p. 438.

④⑦ M. P. Ewbank, R. Cummins, V. Tablan, A. Catarino, S. Buchholz and A. D. Blackwell, "Understanding the Relationship between Patient Language and Outcomes in Internet – enabled Cognitive Behavioural Therapy: A Deep Learning Approach to Automatic Coding of Session Transcripts", *Psychotherapy Research*, 2021, 31(3), pp. 300 – 312.

④⑧ A. Mahmoudi, S. Takerkart, F. Regragui, D. Boussaoud and A. Brovelli, "Multivoxel Pattern Analysis for fMRI Data: A Review", *Computational and Mathematical Methods in Medicine*, 2012, e961257.

④⑨ A. Cortese, S. C. Tanaka, K. Amano, A. Koizumi, H. Lau, Y. Sasaki and K. Shibata, V. Taschereau – Dumouchel, T. Watanabe and M. Kawato, "The DecNef Collection, fMRI Data from Closed – loop Decoded Neurofeedback Experiments", *Scientific Data*, 2021, 8(1), pp. 1 – 9.

⑤① Y. Temel, S. A. Heschem, A. Jahanshahi, M. L. Janssen, S. K. Tan, J. J. Van Overbeeke, L. Ackermans, M. Oosterloo, A. Duits, A. F. Leentjens and L. Lim, "Neuromodulation in Psychiatric Disorders", *International Review of Neurobiology*, 2012, 107, pp. 283 – 314.

⑤② K. A. Leiknes, L. J. Schweder and B. Høie, "Contemporary Use and Practice of Electroconvulsive Therapy Worldwide", *Brain and Behavior*, 2012, 2(3), pp. 283 – 344.

⑤③ J. Read and R. Bentall, "The Effectiveness of Electroconvulsive Therapy: Literature Review", *Epidemiology and Psychiatric Sciences*, 2010, 19(4), pp. 333 – 347.

⑤④ T. C. Baghai and H. J. Moller, "Electroconvulsive Therapy and Its Different Indications", *Dialogues in Clinical Neuroscience*, Apr 1, 2022.

⑤⑤ G. L. Sahlem, E. B. Short, S. Kerns, J. Snipes, W. DeVries,

J. B. Fox, C. Burns, M. Schmidt, Z. H. Nahas, M. S. George and H. A. Sackeim, "Expanded Safety and Efficacy Data for A New Method of Performing Electroconvulsive Therapy: Focal Electrically Administered Seizure Therapy", *The Journal of ECT*, 2016, 32(3), p. 197.

⑤⑥ R. Magnezi, E. Aminov, D. Shmuel, M. Dreifuss and P. Dannon, "Comparison between Neurostimulation Techniques Repetitive Transcranial Magnetic Stimulation vs Electroconvulsive Therapy for the Treatment of Resistant Depression: Patient Preference and Cost – effectiveness", *Patient Preference and Adherence*, 2016, 10, p. 1481.

⑤⑦ M. Hallett, "Transcranial Magnetic Stimulation: A Primer", *Neuron*, 2007, 55(2), pp. 187 – 199.

⑤⑧ S. F. Taylor, M. T. Bhati, M. J. Dubin, J. M. Hawkins, S. H. Lisanby, O. Morales, I. M. Reti, S. Sampson, E. B. Short, C. Spino and K. Watcharotone, "A Naturalistic, Multi – site Study of Repetitive Transcranial Magnetic Stimulation Therapy for Depression", *Journal of Affective Disorders*, 2017, 208, pp. 284 – 290.

⑤⑨ D. L. Dunner, S. T. Aaronson, H. A. Sackeim, P. G. Janicak, L. L. Carpenter, T. Boyadjis, D. G. Brock, D. BonnehBarkay, I. A. Cook, K. Lanocha and B. Solvason, "A Multisite, Naturalistic, Observational Study of Transcranial Magnetic Stimulation for Patients with Pharmacoresistant Major Depressive Disorder: Durability of Benefit over a 1 – year Follow – up Period", *The Journal of Clinical Psychiatry*, 2014, 75(12), p. 12379.

⑥① R. Patwardhan, R. Cardenas, D. Myers, P. Ware and A. Nanda, "Left Vagus Nerve Stimulation for Depression: First Implantation Case Post – fDA Approval and Review of the Literature", *The Journal of the Louisiana State Medical Society: Official Organ of the Louisiana State Medical Society*, 2007, 159(1), pp. 38 – 41.

⑥② R. H. Howland, "Vagus Nerve Stimulation", *Current Behavioral Neuroscience Reports*, 2014, 1(2), pp. 64 – 73.

⑥③ S. T. Aaronson, P. Sears, F. Ruvuna, M. Bunker, C. R. Conway, D. D. Dougherty, F. W. Reimherr, T. L. Schwartz and J. M. Zajecka, "A 5 – year Observational Study of Patients with Treatment – resistant Depression Treated with Vagus Nerve Stimulation or Treatment as Usual: Comparison of Response, Remission, and Suicidality", *American Journal of Psychiatry*, 2017, 174(7), pp. 640 – 648.

⑥④ H. S. Mayberg, A. M. Lozano, V. Voon, H. E. McNeely, D. Seminowicz, C. Hamani, J. M. Schwalb and S. H. Kennedy, "Deep

Brain Stimulation for Treatment – resistant Depression", Focus, 2008,6(1), pp. 143 – 154; A. S. Taghva, D. A. Malone and A. R. Rezai, "Deep Brain Stimulation for Treatment – resistant Depression", World Neurosurgery, 2013,80(3 – 4), S27. e17 – S27. e24.

③P. E. Holtzheimer, M. M. Husain, S. H. Lisanby, S. F. Taylor, L. A. Whitworth, S. McClintock, K. V. Slavin, J. Berman, G. M. McKhann, P. G. Patil and B. R. Rittberg, "Subcallosal Cingulate Deep Brain Stimulation for Treatment – resistant Depression: A Multisite, Randomised, Sham – controlled Trial", The Lancet Psychiatry, 2017,4(11), pp. 839 – 849; D. D. Dougherty, A. R. Rezai, L. L. Carpenter, R. H. Howland, M. T. Bhati, J. P. O'Reardon, E. N. Eskandar, G. H. Baltuch, A. D. Machado, D. Kondziolka and C. Cusin, "A Randomized Sham – controlled Trial of Deep Brain Stimulation of the Ventral Capsule/Ventral Striatum for Chronic Treatment – resistant Depression", Biological Psychiatry, 2015, 78(4), pp. 240 – 248.

④D. De Ridder, J. Maciaczyk and S. Vanneste, "The Future of Neuromodulation: Smart Neuromodulation", Expert Review of Medical Devices, 2021,18(4), pp. 307 – 317.

⑤E. J. Cole, K. H. Stimpson, B. S. Bentzley, M. Gulser, K. Cherian, C. Tischler, R. Nejad, H. Pankow, E. Choi, H. Aaron and F. M. Espil, "Stanford Accelerated Intelligent Neuromodulation Therapy for Treatment – resistant Depression", American Journal of

Psychiatry, 2020,177(8), pp. 716 – 726.

⑥E. J. Cole, A. L. Phillips, B. S. Bentzley, K. H. Stimpson, R. Nejad, F. Barmak, C. Veerapal, N. Khan, K. Cherian, E. Felber and R. Brown, "Stanford Neuromodulation Therapy (SNT): A Double – blind Randomized Controlled Trial", American Journal of Psychiatry, October 29, 2021.

⑦A. L. Phillips, E. J. Cole, B. S. Bentzley, K. H. Stimpson, R. Nejad, C. Tischler, F. Barmak, C. Veerapal, N. Khan, K. Cherian and E. Felber, "Stanford Accelerated Intelligent Neuromodulation Therapy (SAINT – TRD) Induces Rapid Remission from Treatment – resistant Depression in a Double – blinded, Randomized, and Controlled Trial", Brain Stimulation: Basic, Translational, and Clinical Research in Neuromodulation, 2020,13(6), pp. 1859 – 1860.

⑧N. R. Williams, K. D. Sudheimer, E. J. Cole, A. D. Varias, A. N. Goldstein – Piekarski, P. Stetz, A. Lombardi, M. Filippou – Frye, P. van Roessel, K. Anderson and E. A. McCarthy, "Accelerated Neuromodulation Therapy for Obsessive – compulsive Disorder", Brain Stimulation: Basic, Translational, and Clinical Research in Neuromodulation, 2021,14(2), pp. 435 – 437.

⑨M. Khwaja and A. Matic, "Personality is Revealed during Weekends: Towards Data Minimisation for Smartphone Based Personality Classification", IFIP Conference on Human – Computer Interaction, 2019, pp. 551 – 560.

The Intelligent Application of Mental Health Assessment and Intervention

Ren Ping Wang Yue Liu Dongyu Li Tian Luo Fang

Abstract: The mental health in China is booming under the guidance of the government. There is an urgent need for scientific and accurate assessment of the population's mental health status and for the provision of timely and effective mental health interventions and treatment services. However, traditional mental health assessment and intervention methods have limitations in its accuracy, timeliness and effectiveness. In recent years, the rapid development of artificial intelligence and big data technology has promoted the intelligentization of mental health services. This intelligentization process can ensure the evaluation and intervention in mental health conditions from a more ecological and convenient perspective, effectively making up for the limitations of traditional methods. In this paper, problems existing in traditional methods and the solutions provided by intelligent application will be discussed for the initial screening and diagnosis of mental health as well as the intervention and treatment processes. The problems and development trend in practical application during these processes will be reviewed as well.

Key words: artificial intelligence; big data; mental health assessment; mental health intervention